

PUBLIC SENTIMENT ANALYSIS OF 'DIRTY VOTE' DOCUMENTARY FILM ON TWITTER USING NAÏVE BAYES WITH GRID SEARCH OPTIMIZATION

Febrian Chrissma Bagaskara^{*1}, Syahrullah^{*2}, Andi Hendra^{*3}, Chairunnisa Lamasitudju^{*4}, Rinianty^{*5}

^{1,2,3,4,5}Informatics Engineering Study Program, Faculty of Engineering, Universitas Tadulako, Indonesia
Email: ¹ febrianchrissmabagaskara@email.com, ² syahroellah.ms@gmail.com, ³ andy.xxx.me@gmail.com,
⁴ nisalamasitudju2@gmail.com, ⁵ riniantyinformatika@gmail.com

(Article received: August 19, 2024; Revision: September 23, 2024; published: December 29, 2024)

Abstract

The film "Dirty Vote" provides a realistic depiction of alleged fraud issues within Indonesia's democratic system, released ahead of the 2024 elections. This has sparked various public opinions, both in favor of and against the film, potentially affecting the stability of Indonesia's democratic system. The aim of this research is to analyze the public's reaction to the "Dirty Vote" documentary, which could serve as a consideration for assessing public awareness in rationally responding to a film and improving the quality of democracy in Indonesia. This research will test the accuracy of data used in classification using the Naive Bayes Classifier based on collected Twitter data. The evaluation results of the Naive Bayes model for sentiment classification showed an accuracy of 86%, with a precision of 84% and a recall of 91%. When compared to the implementation of hyperparameter tuning using grid search with a stratified k-fold combination and parameter configurations for alpha: [0,1], binarize: [0,0], and fit prior: [true, false], better results were obtained with an accuracy of 90%, a precision of 87%, and a recall of 94%. This demonstrates that using parameter optimization methods from grid search can help improve the accuracy of a classification model. It is hoped that this research will contribute significantly to the development of Indonesia's democratic system, particularly in raising public awareness to think more rationally and critically when evaluating and analyzing a film.

Keywords: Film, Twitter, Dirty Vote, Naive Bayes, Grid search, Documentary

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK MENGENAI FILM DOKUMENTER 'DIRTY VOTE' DI TWITTER MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES DENGAN OPTIMASI GRID SEARCH

Abstrak

Film "Dirty Vote" menjadi sebuah film yang memberikan penjelasan secara realita tentang isu-isu dugaan kecurangan pada sistem demokrasi Indonesia yang dipublikasikan menjelang pelaksanaan pemilu 2024, hal ini memberikan berbagai opini masyarakat yang pro dan kontra terhadap film tersebut sehingga dapat memengaruhi stabilitas terhadap sistem demokrasi Indonesia. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisa reaksi yang diberikan masyarakat terhadap film dokumenter "Dirty Vote" sehingga akan menjadi suatu pertimbangan untuk mengetahui kesadaran masyarakat dalam menanggapi sebuah film secara rasional dan meningkatkan kualitas demokrasi di Indonesia. Penelitian ini akan menguji nilai keakuratan data yang digunakan dalam pengklasifikasian menggunakan *Naive Bayes Classifier* berdasarkan data *twitter* yang sudah dikumpulkan. Hasil evaluasi model *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen didapatkan hasil akurasi sebesar 86%, dengan nilai presisi 84% dan *recall* 91%. Jika dibandingkan dengan implementasi metode hyperparameter dari *gridsearch* dengan kombinasi *statified k-fold* beserta konfigurasi parameter untuk *alpha*: [0,1], *binarize*: [0,0], dan *fit prior*: [true, false] didapatkan hasil yang lebih baik dengan akurasi sebesar 90%, dengan nilai presisi 87% dan *recall* 94%. Hal ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode optimasi parameter dari *Gridsearch* dapat membantu sebuah model klasifikasi dalam meningkatkan akurasi. Diharapkan dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap perkembangan sistem demokrasi di Indonesia, khususnya dalam meningkatkan kesadaran masyarakat agar dapat berpikir secara rasional dan kritis dalam menilai serta menganalisis sebuah film.

Kata kunci: Film, Twitter, Dirty Vote, Naive Bayes, Gridsearch, Dokumenter

1. PENDAHULUAN

Pada perkembangan teknologi yang semakin modern, masyarakat saat ini sangat bergantung pada berbagai sistem yang lebih praktis dan fleksibel untuk digunakan. Ketersediaan penggunaan teknologi digital di internet menjadi salah satu aspek yang menjadi titik ketertarikan masyarakat terhadap penerimaan sumber informasi yang penting dan menjadi bagian dalam proses penyebaran suatu informasi dalam bentuk video serta berita yang penting [1].

Menurut data dari Asosiasi Penyelenggara jasa Internet Indonesia (APJII), bahwa jumlah penggunaan internet di Indonesia mencapai 221.563.479 jiwa di tahun 2024 dari total penduduk Indonesia sebesar 278.696.200 jiwa pada tahun 2023 [2], sehingga dari hal tersebut menunjukkan bahwa pertumbuhan tren penggunaan internet menjadi sangat populer dan sudah tidak asing lagi di kalangan masyarakat Indonesia. Penyebaran suatu informasi dalam teknologi digital menjadi suatu hal yang sudah sering dilakukan oleh masyarakat modern saat ini, khususnya dalam media sosial.

Media sosial dalam hal ini menjadi salah satu sarana masyarakat untuk dapat saling bertukar informasi dan bagaimana masyarakat dapat mengekspresikan opini mereka terhadap suatu hal yang sedang banyak diperbincangkan, Informasi yang tersebar begitu banyak menyebabkan pertambahan data yang kebanyakan berupa data teks, sehingga dari hal ini dapat menjadi sebuah sumber yang sangat berpotensi untuk digali lebih dalam. Salah satu contoh media sosial yang banyak digunakan masyarakat modern saat ini yaitu twitter atau yang dikenal dengan X [3].

Twitter X adalah salah satu media sosial yang hadir dengan kemampuan yang dapat mempermudah pengguna dalam menyebarkan informasi dalam bentuk pesan ataupun video secara singkat, padat, dan real time kepada pengguna *twitter X* di seluruh dunia [4]. *Twitter X* memiliki banyak pengguna aktif sehingga akan memberikan komentar atau informasi terbaru tentang hal yang sedang diperbincangkan di dunia dan menimbulkan *trending topic twitter X* [5].

Hal ini membuat *Twitter X* menjadi tempat semua orang untuk menyampaikan gagasan serta opini terhadap suatu topik yang sedang hangat diperbincangkan di media sosial [6]. Salah satu topik yang menjadi banyak perbincangan masyarakat Indonesia di media sosial *twitter X* yaitu ketika pelaksanaan sebuah pemilihan umum presiden 2024 di Indonesia, rilisnya sebuah Film dokumenter yang berjudul "*Dirty Vote*", Film "*Dirty Vote*" ini dirilis beberapa hari saat menjelang pelaksanaan pemilu 2024 yang banyak sekali diperbincangkan di kalangan masyarakat. Berdasarkan deskripsi dari film "*Dirty Vote*" yang di upload secara resmi pada platform youtube, Film ini dibuat oleh jurnalis sekaligus kritikus Dhandy Dwi Laksono [7], yang membahas tentang pengungkapan berbagai bentuk

dugaan kecurangan yang terjadi sepanjang proses pemilu di Indonesia yang langsung dibahas oleh ketiga ahli hukum negara, yaitu Bivitri Susanti, Zainal Arifin Mochtar, dan Feri Amsari. Pemilu dalam hal ini merupakan salah satu momen penting dalam sebuah negara demokratis, yang dimana setiap warga berhak memiliki hak untuk memilih pemimpinnya. Namun sering kali terjadi dugaan kecurangan dalam pemilu yang dapat mengancam integritas dan kepercayaan publik terhadap sistem demokrasi [8].

Dengan rilisnya film ini memicu reaksi emosional yang kuat di dalam media sosial masyarakat, hal ini disebabkan oleh adanya suatu opini masyarakat yang pro dan kontra dengan isu-isu pada film tersebut, sebagian masyarakat yang mendukung film ini menganggap bahwa film ini membuka mata publik tentang realitas dari kecurangan pemilu yang terjadi di Indonesia saat ini. Sementara itu, sebagian masyarakat berargumen bahwa film ini tidak objektif dan menyesatkan, karena dianggap mendiskreditkan proses pemilu dan berpotensi merusak kepercayaan publik terhadap demokrasi. Hal ini menunjukkan bahwa masyarakat memberikan perhatian serius pada konten yang mengangkat tentang isu sosial dan politik yang sensitif, terutama pada industri film yang memiliki potensi besar dalam membentuk narasi publik yang memengaruhi wacana sosial, hal ini memiliki pengaruh positif karena mendalami isu-isu politik seperti kecurangan dalam demokrasi yang menjadi alat untuk meningkatkan kesadaran masyarakat, tetapi perlu di perhatikan bahwa film ini dapat juga memicu perdebatan publik yang signifikan, Sehingga pro dan kontra yang terjadi di lingkungan masyarakat ini menjadi menarik untuk diteliti.

Untuk menganalisa serta mengelolah penelitian ini, maka dibutuhkan metode yang dapat mengukur serta menganalisa tanggapan masyarakat terhadap kasus tersebut khususnya di media sosial, salah satunya adalah metode dari text mining yaitu analisis sentimen [8].

[9] menjelaskan bahwa Analisis sentimen dapat menentukan apakah kalimat yang dianalisa dapat dikelompokkan ke dalam kalimat positif atau negatif berdasarkan polaritasnya. Analisis ini dapat digunakan untuk mengetahui sentimen atau pikiran dari beberapa pengguna *twitter X* terhadap permasalahan pada suatu kasus, apakah pengguna tersebut dapat tergolong positif atau negatif berdasarkan gagasan serta opini yang diberikan, sehingga dari hal ini dapat memberikan informasi terkait tanggapan masyarakat tentang pengaruh dari film "*Dirty Vote*".

Dalam implementasinya digunakan metode klasifikasi yaitu metode Naive Bayes Classifier. Naive bayes dalam hal ini adalah sebuah algoritma pengklasifikasian berbasis probabilitas yang menggunakan teorema bayes, Teorema bayes akan memperkirakan peluang di masa depan berdasarkan

pengalaman di masa sebelumnya [10], dimana dapat melakukan klasifikasi data pada kelas tertentu dengan setiap atribut memiliki bobot yang sama, saling lepas satu sama lain, dan memiliki peran untuk mendukung pengambilan keputusan [10].

Tujuan penggunaan metode naive bayes classifier secara umum adalah untuk memprediksi probabilitas masing-masing kategori yang ada pada setiap ciri data yang akan diuji. Sehingga metode ini dikenal sebagai salah satu algoritma yang terkenal dan masuk dalam 10 besar algoritma pada data mining karena metode ini memiliki kinerja yang cukup baik untuk menghasilkan sebuah akurasi yang tinggi dalam penerapannya [11]. Meskipun Naive bayes sudah dapat dikatakan efektif dalam banyak kasus, kinerjanya dapat ditingkatkan lebih lanjut dengan penyesuaian dari hyperparameter model, dalam hal ini salah satu metode untuk menemukan kombinasi parameter yang optimal adalah menggunakan metode dari *grid search* [12].

GridSearch merupakan teknik yang mengevaluasi berbagai pengujian untuk setiap kombinasi dengan melakukan validasi. metode ini akan secara otomatis memvalidasi setiap kombinasi dari model dan hyperparameter dari konfigurasi parameter yang sudah ditentukan, sehingga hasil akurasi terbaik dengan nilai error terkecil akan dianggap sebagai hyperparameter optimal [13].

Proses *grid search* akan melibatkan pendefinisian dari *cross validation* yang digunakan untuk membimbing proses pelatihan, sehingga dapat memastikan bahwa model yang dilatih dapat mengekstrak sebagian besar dari dataset yang digunakan [14]. Singkatnya dari proses ini akan menjamin *hyperparameter* yang optimal dan akurasi model yang meningkat [13]. Pada penelitiannya, digunakan *stratified k-fold validation* untuk memastikan setiap kelas yang akan di uji memiliki proporsi kelas yang sama dengan aslinya, hal ini untuk menjaga keseimbangan kelas dalam evaluasi model.

Pada penelitian [14], proses penelitiannya akan dilakukan perbandingan antara *Naive bayes* dan SVM dengan menggunakan *hyperparameter* tuning dari *Grid-Search*, dalam proses penelitiannya digunakan data sebanyak 20000 *comment*, untuk data positif 6219 [14], negatif 6196, dan netral 7585. Dengan mengimplementasikan teknik dari Grid Search akurasi yang didapatkan dapat mencapai 85.65% akurasi SVM dari 81.73% dan 68.70% akurasi *Naive Bayes* dari 67.65% dengan serangkaian parameter penting untuk kedua algoritma [14].

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan oleh [15], pada prosesnya digunakan metode naive bayes berbasis *particle swarm optimization*, pada penelitiannya dilakukan perbandingan pada pengujiannya sebanyak 2 kali, yang dimana pada pengujian pertama dengan total data berjumlah 774 data, dilakukan pembagian data menjadi 90:10

dengan hasil akurasi sebesar 67.11% dan pada pengujian kedua dilakukan dengan mengimplementasikan metode *Particle Swarm Optimization* didapatkan akurasi sebesar 87% [15].

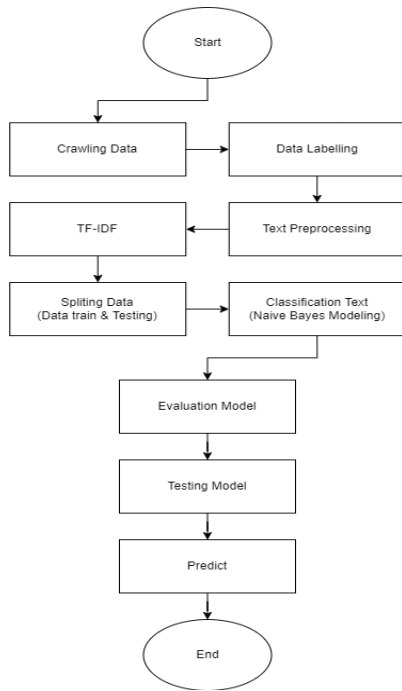
Penelitian-penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya dapat membuktikan bahwa dengan menggunakan machine learning dapat memberikan hasil analisis sentimen yang baik, khususnya dengan penggunaan dari *hyperparameter* tuning yang membantu sebuah model dalam mendapatkan akurasi yang lebih baik dalam mengklasifikasi. Berdasarkan hal tersebut maka peneliti akan melakukan pengujian untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap film dokumenter "*Dirty Vote*" dengan menggunakan metode machine learning yaitu naive bayes dengan tambahan optimasi parameter dari *Grid Search*.

2. METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan pada penelitian ini, proses pendekatan metodologi yang digunakan pada penelitian penulis adalah text mining. Text mining atau yang biasa dikenal dengan data mining adalah sebuah proses menganalisa sebuah informasi dari data text yang besar dan tidak terstruktur, seperti ulasan, dokumen, dan media sosial. Text mining juga dapat didefinisikan sebagai suatu proses penggalian informasi dari sekumpulan dokumen menggunakan tools atau aplikasi analisis yang merupakan bagian dari data mining [8].

Dalam penelitian ini, text mining digunakan sebagai dasar dari proses analisis sentimen yang akan dilakukan. Analisis sentimen dalam hal ini adalah sebuah proses untuk memahami, mengekstrak dan mengelolah sebuah data secara otomatis guna untuk mendapatkan suatu informasi yang terkandung dalam sebuah opini [16], dengan tujuan mengidentifikasi serta menganalisa keseluruhan data teks yang sudah diolah untuk memahami tren serta pola dalam opini yang diberikan oleh pengguna apakah tergolong positif atau negatif.

Keseluruhan alur penelitian dapat dilihat pada gambar 1 tentang serangkaian tahapan proses dari penelitian ini.



Gambar 1. Flowchart Metode Penelitian

2.1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan tahapan awal dari penelitian ini yang bertujuan untuk menemukan dan merumuskan penyelesaian terhadap permasalahan yang relevan dengan penelitian. Dengan memahami permasalahan pada penelitian ini, peneliti dapat menentukan tujuan penelitian yang jelas dengan menggunakan metodologi yang relevan dan sesuai.

2.2. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan teknik scraping data pada platform media sosial twitter X, data yang diambil berupa sentimen masyarakat terhadap film dokumenter 'Dirty Vote' dengan penggunaan dari bahasa pemrograman python dengan google collaboratory, data yang dikumpulkan pada twitter didasarkan pada pencarian keyword pada twitter yaitu 'dirty vote lang:id' yang kemudian ketika data sudah didapatkan akan disimpan kedalam file dengan format .csv, hal ini bertujuan agar dalam pencarian data bisa lebih spesifik ke dalam 1 file untuk digunakan dengan mudah dan sesuai dengan data yang dibutuhkan untuk penelitian.

2.3. Data Labelling

Pada proses pelabelan data pada penelitian ini dilakukan untuk mengetahui sentimen serta polaritas keseluruhan opini yang terkandung dalam setiap data komentar pengguna. Pada proses nya pelabelan data dilakukan secara manual dan berdasarkan penilaian subjektif dari peneliti, hal ini bertujuan untuk menangani data tweet yang mengandung unsur berita, konteks yang tidak jelas, sarkasme, dan

kalimat ambigu. Dengan dilakukan proses ini dapat menghindari kerusakan data yang kemungkinan dapat memengaruhi kualitas model pada sistem.

2.4. Text Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk mengelolah data yang sudah dikumpulkan, tujuannya dapat mengatasi permasalahan yang dapat mengganggu atau memengaruhi hasil dari proses model [17]. Proses dari text preprocessing ini meliputi beberapa tahapan proses yang dilakukan ;

1. Case Folding

Salah satu langkah dalam text preprocessing untuk mengubah keseluruhan karakter dalam teks menjadi huruf kecil atau lowercase.

2. Cleaning

Proses ini merupakan proses yang dilakukan untuk menyederhanakan teks pada karakter-karakter yang tidak relevan dalam sebuah data text, contoh duplikasi, mention, atribut retweet, hastag, username, bahkan URL [18].

3. Parsing/Tokenization

Tokenizing dilakukan untuk memecahkan suatu teks menjadi beberapa unit dasar yang lebih kecil berupa frasa kalimat.

4. Filtering/Stopword removal

Stopword removal dilakukan untuk menghapus kata-kata yang tidak relevan atau tidak penting dari hasil tokenizing.

5. Stemming

Stemming dilakukan untuk mereduksi sebuah kata menjadi bentuk dasar, contohnya seperti menghilangkan imbuhan awalan, akhiran, dan inflektif dari suatu kalimat. Kata dasar main dapat di reduksi menjadi berbagai varian kalimat seperti 'bermain', 'mempermainkan', dan 'permainan'.

Dengan menggunakan serangkaian proses dari preprocessing data yang telah diolah akan memberikan hasil yang sempurna pada model yang akan dilatih.

2.5. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) dalam hal ini digunakan sebagai penimbangan setiap kata untuk mencari nilai representasi dari setiap istilah dalam data teks. Istilah yang muncul dalam data teks akan diberi sebuah nilai bobot yang tinggi menggunakan metode TF-IDF, dalam proses pembelajaran mesin dan deep learning menggunakan data berjenis numerik akan memaksimalkan kinerja sebuah model dengan baik [19], sehingga dengan memanfaatkan TF-IDF dapat meningkatkan kemampuan model dalam memahami dan mengklasifikasikan sentimen.

TF (term frequency) dalam hal ini adalah sebuah nilai frekuensi yang akan muncul didalam suatu kata pada dokumen [20], sedangkan pada IDF (Inverse Document Frequency) akan membantu nilai

TF dalam memberikan bobot pada tiap kata yang jarang muncul pada dokumen, sehingga term yang diperhitungkan dapat di distribusikan secara luas dalam sebuah dokumen [21].

2.6. Splitting Data

Pada proses pembagian data untuk pemodelan algoritma *naïve bayes*, data yang telah diproses sebelumnya akan dibagi menjadi dua kelas yaitu data testing dan data training dengan pembagian nya yaitu 80 : 20, yang dimana 80% untuk data training dan 20% untuk testing. Tujuan nya agar dapat memperkirakan bahwa model yang digunakan dapat menghasilkan sebuah kinerja yang lebih baik.

2.7. Naïve Bayes

Proses pemodelan dilakukan menggunakan algoritma *naïve bayes*. *Naïve bayes* adalah sebuah algoritma supervised learning yang banyak sekali digunakan untuk melakukan perhitungan probabilitas terhadap kejadian dengan menggunakan teorema bayes sebagai dasarnya. Algoritma ini dapat melakukan klasifikasi data terhadap kelas tertentu, dimana setiap atribut memiliki bobot yang sama, saling lepas antara sesama, dan memiliki peran untuk mengambil keputusan [22].

Algoritma *naïve bayes* didasarkan pada perhitungan teorema bayes dengan rumus berikut;

$$P(cj | wi) = \frac{P(wi|cj) \times P(cj)}{P(wi)} \tag{1}$$

Rumus ini digunakan untuk menghitung kemungkinan sebuah kelas berdasarkan fitur-fitur yang ada dalam data, dengan asumsi bahwa fitur tersebut bersifat independen satu sama lain.

2.8. Evaluation Model

Tujuannya untuk mengetahui seberapa akurat sebuah model dalam mengklasifikasikan sebuah data yang akan diuji, untuk mengujinya digunakan *confusion matrix* yang memberikan hasil klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah yang salah, berdasarkan nilai klasifikasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [23]. Gambar 2 adalah tabel confusion matrix.

		Predict Class	
		1	0
Actual Class	1	TP	FN
	0	FP	TN

Gambar 2. Tabel *Confusion Matrix*

Dalam mengevaluasi model di gunakan juga teknik cross validation, yaitu *Stratified K-Fold Cross validation*. Dalam hal ini *Stratified K-fold* sering digunakan untuk memastikan bahwa setiap distribusi label target tetap konsisten di setiap lipatan, sehingga evaluasinya dapat dilakukan dengan adil.

2.9. Stratified K-Fold

Stratified K-Fold adalah sebuah metode yang merupakan varian dari metode *K-Fold Validation*, yang dimana digunakan untuk mengatasi sebuah dataset yang tidak seimbang. Statified K-Fold (*SKCV*) pada implementasinya sangat mudah untuk diterapkan dalam mencegah duplikasi data pada setiap kategori, sehingga dapat mengurangi bias dalam kumpulan data [24], dengan diterapkan *SKCV* ini proporsi pada setiap fitur data latih dan uji akan sama dengan data aslinya [24].

Pada proses penelitian ini *SKCV* akan memastikan bahwa setiap fold dalam proses validasinya memiliki proporsi sentimen positif dan negatif yang sama, karena dari hal ini akan mengurangi bias yang ada pada beberapa kelas, yang memungkinkan dapat menyebabkan evaluasi model yang buruk, dan tetap menjaga keseimbangan pada set latih dan uji, sehingga *Stratified K-fold* ini sangat cocok jika dikombinasikan dengan *GridSearchCV*. Dengan penggunaan model dari naive bayes yang dimana model ini sangat sensitif terhadap distribusi data [25], makanya penggunaan *SKCV* dapat memastikan bahwa penilaiannya dapat dilakukan secara adil selama validasi silang pada keseluruhan kelas, yang kemudian *GridSearchCV* akan menyetel model yang akan diuji dengan berbagai kombinasi hyperparameter yang mengarah pada performa model yang lebih baik.

2.10. GridSearchCV

Untuk membantu peningkatan model yang digunakan lebih maksimal, maka diterapkan hyperparameter tuning secara sistematis yaitu *GridsearchCV* [13], metode ini akan menguji berbagai kombinasi yang sudah diterapkan sebagai parameter untuk dapat menemukan konfigurasi terbaik dan optimal untuk model [13], dalam proses nya metode ini akan melibatkan pembagian data ke dalam beberapa lipatan (*fold*) dengan kombinasi dari *Stratified K-Fold Cross Validation*.

Kombinasi antara kedua metode ini akan memberikan pendekatan yang efektif dalam mengevaluasi model, yang dimana *stratified K-Fold* akan memastikan bahwa setiap lipatan yang terjadi akan mewakili distribusi keseluruhan kelas [24], sementara *GridsearchCV* akan melakukan pencarian terhadap hyperparameter model secara sisematis.

Dengan demikian penggunaan kedua metode tersebut akan memberikan kestabilan terhadap model yang digunakan sehingga akan memberikan performa yang lebih akurat dan konsisten.

2.11. Testing Model

Pada tahapan ini, ketika model terbaik sudah teridentifikasi melalui penggunaan metode *stratified k-fold cross validation* dan *GridsearchCV*, model tersebut akan diuji menggunakan data testing yang sudah di split sebelumnya. Tujuannya agar dalam pengujian ini dapat mengetahui pengukuran sebuah

performa model yang akan dilakukan uji coba terhadap data yang baru dan untuk memastikan bahwa model yang sudah di hasilkan dapat memberikan hasil terbaik untuk pengujian model nya digunakan.

2.12. Predict

Tahapan akhir ini akan menggunakan model terbaik yang sudah dilatih dan diuji untuk membuat prediksi menggunakan data yang baru, sehingga model dapat mengklasifikasikan data sentimen teks yang berkaitan dengan film dokumenter "Dirty Vote" yang belum di beri label. Tahapan akhir ini akan menggunakan model terbaik yang sudah dilatih dan diuji untuk membuat prediksi menggunakan data yang baru, sehingga model dapat mengklasifikasikan data sentimen teks yang berkaitan dengan film dokumenter "Dirty Vote" yang belum di beri label.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini akan membahas terkait sentimen publik mengenai film dokumenter 'Dirty Vote', untuk tahapan pertama dilakukan pengumpulan data tweet yang diperoleh dari penggunaan metode dari scraping data pada platform twitter X, dan data tweet yang sudah berhasil dikumpulkan berjumlah 2500 data tweet, dimana rentang perolehan data diambil mulai dari bulan februari 2024 hingga bulan juni 2024 yang terdiri dari 15 atribut data yaitu *conversation_id_str, created_at, favorite_count, full_text, id_str, image_url, in_reply_to_screen_name, lang, location, quote_count, reply_count, retweet_count, tweet_url, user_id_str, username*. Banyaknya data yang didapatkan hanya data dengan bahasa indonesia dan beberapa atribut yang relevan untuk digunakan, mengingat fokus permasalahan yang di ketahui dari penelitian ini, sebagai contoh untuk atribut data tweet yang akan dilakukan proses preprocessing dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel.1 Data tweet sentimen 'Dirty Vote'

No	Tweet
1	Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye
2	@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -

3.1. Data Labelling

Pada bagian labelling data, proses pelabelan akan dilakukan secara manual dan berdasarkan penilaian subjektif dari peneliti, hal ini dilakukan untuk menghindari kerusakan data yang diakibatkan oleh serangkaian kata yang terkesan ambigu, data yang mengandung unsur sakras, data berita, dan hal-hal yang tidak relevan dengan kebutuhan model, sehingga dengan dilakukannya pelabelan secara manual maka data yang sebelumnya diperoleh

sebanyak 2500 data, ketika dilakukan pelabelan data yang tersisa adalah 1151 data *tweet*.

Pada dasarnya pelabelan data di tabel 2 ini akan membagi data yang akan diproses menjadi dua kelas yaitu positif (1) dan negatif (0), dimana diketahui bahwa sentimen masyarakat yang mendukung film *dirty vote* ini berkisar 54% dengan sentimen positif 626 dan yang menolak film tersebut berkisar 45% dengan sentimen negatif 525.

Tabel.2 Data tweet hasil labelling

No	Tweet	Label
1	Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye	1
2	@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -	0

3.2. Data Preprocessing

Selanjutnya pada tahap *preprocessing* ini, data yang sudah dikumpulkan, akan melalui beberapa tahapan untuk memperbaiki struktur data yang akan digunakan dalam analisis penelitian, diantaranya sebagai berikut.

3.2.1. Case Folding & Cleaning

Pertama pada text tweet akan melalui tahap pembersihan misal mengubah semua karakter dalam teks menjadi huruf kecil atau lowercase dan menyederhanakan teks dari karakter yang tidak relevan seperti duplikasi, mention, atribut yang diawali dengan retweet, hastag bahkan hingga URL [18]. Hal ini perlu dilakukan untuk menghindari permasalahan pada data yang dapat memengaruhi proses penelitian.

Tabel 3. Hasil case folding dan cleaning

Tweet	Hasil preprocessing
Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye	apa yg sampai dlm film dirty vote memang benar ada peran presiden masif dalam kampanye
@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -	usaha injury time Seperti film dirty vote keluar kampanye Makin jelas kan pattern nya mari renungkan

Dari tabel 3 tersebut memperlihatkan kalimat yang sebelumnya memiliki beberapa karakter yang tidak relevan seperti tag twitter sudah dihapus sehingga akan memberikan data yang sudah bersih untuk digunakan selanjutnya.

3.2.2. Tokenizing

Selanjutnya tokenisasi yang merupakan langkah penting dari preprocessing ini agar data teks yang dimiliki dapat di ubah ke dalam bentuk yang lebih spesifik berupa frasa, kata-kata, bahkan

karakter, sehingga pada proses selanjutnya dapat mempermudah pembentukan fitur pada penelitian, contoh seperi pada tabel 4. Terlihat bahwa kata sebelumnya diubah ke dalam bentuk spesifik seperti ['apa', 'yg', 'di', dll].

Tabel 4. Hasil Tokezing

Tweet	Hasil preprocessing
Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye	['apa', 'yg', 'di', 'sampaikan', 'dlm', 'film', 'dirty', 'vote', 'memang', 'benar', 'adanya', 'karena', 'peran', 'presiden', 'begitu', 'masif', 'dlm', 'kampanye']
@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -	['usaha', 'terakhir', 'di', 'masa', 'injury', 'time', 'seperti', 'saat', 'film', 'dirty', 'vote', 'keluar', 'di', 'akhir', 'masa', 'kampanye', 'makin', 'jelas', 'kan', 'pattern', 'nya', 'mari', 'kita', 'renungkan']

3.2.3. StopWords

Berikutnya pada proses dari stopwords , yang merupakan proses setelah tokenisasi, dimana proses ini akan menghapus kata-kata yang tidak memberikan banyak informasi seperti 'dan', 'atau', 'dengan', dan seterusnya, sehingga dengan digunakan proses ini dapat membantu proses penelitian dalam membersihkan data teks dari kata-kata tidak baku yang memungkinkan dapat memengaruhi model, seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Stopwords

Tweet	Hasil preprocessing
Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye	['apa', 'sampaikan', 'film', 'dirty', 'vote', 'memang', 'benar', 'adanya', 'peran', 'presiden', 'begitu', 'masif', 'kampanye']
@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -	['pddki', 'usaha', 'terakhir', 'masa', 'injury', 'time', 'seperti', 'film', 'dirty', 'vote', 'keluar', 'masa', 'kampanye', 'makin', 'jelas', 'pattern', 'mari', 'renungkan']

3.2.4. Lemmatization

Setelah itu masuk ke proses lemmatization atau mengkonversi kata dalam teks menjadi bentuk dasar misal kata dari 'makin' diubah menjadi 'semakin', sehingga dengan digunakan proses lemmatization ini akan dapat membantu mengurangi dimensionalitas data dan membantu peningkatan kinerja model dalam mengelompokan kata yang sama dari berbagai bentuk kata, seperi pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Stopwords

Tweet	Hasil preprocessing
Apa yg di sampaikan dlm film dirty vote memang benar adanya karena peran presiden begitu masif dlm kampanye	['apa', 'sampaikan', 'film', 'dirty', 'vote', 'memang', 'benar', 'adanya', 'peran', 'presiden', 'begitu', 'masif', 'kampanye']

@Taufiq_PD_DKI Usaha terakhir di masa injury time. Seperti saat film dirty vote keluar di akhir masa kampanye. Makin jelas kan pattern nya? - mari kita renungkan -	['pddki', 'usaha', 'terakhir', 'masa', 'injury', 'time', 'seperti', 'film', 'dirty', 'vote', 'keluar', 'masa', 'kampanye', 'semakin', 'jelas', 'pattern', 'mari', 'renungkan']
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Keseluruhan proses dari text *preprocessing* yang dilihat pada tabel 7. Dimana dalam proses ini dapat membuat sebuah data dapat memasuki pemodelan klasifikasi tanpa adanya permasalahan dalam data yang dapat merusak hasil pemodelan klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini.

Tabel 7. Data tweet hasil preprocessing

No	Hasil preprocessing
1	apa sampaikan film dirty vote memang benar adanya peran presiden begitu masif kampanye
2	pddki usaha terakhir masa injury time seperti film dirty vote keluar masa kampanye semakin jelas pattern mari renungkan

3.3. Term Fequency-Inverse Document Fequency (TF-IDF)

Pada tahap ini, data yang sudah di olah sebelumnya akan memasuki tahap proses dari *TF-IDF*, hal ini bertujuan untuk mengubah teks data menjadi vektor fitur numerik yang dapat digunakan sebagai model pembelajaran mesin. Setiap kata dalam data akan diberi bobot berdasarkan frekuensi kemunculannya, sehingga hasil yang diberikan akan berupa matrix fitur. Matrix fitur yaitu sebuah hasil dari *TF-IDF* yang akan menampilkan sebuah *matrix* dengan setiap fitur mewakili kata dari pembobotan yang sudah dilakukan dengan jumlah fitur yang diketahui adalah 5283 fitur.

Setelah penggunaan *TF-IDF* telah diterapkan, proses selanjutnya adalah dengan mengimplementasikan sebuah metode dari feature selection menggunakan seleksi *Chi-square*. Hasil dari *TF-IDF* tersebut akan di seleksi untuk memilih fitur paling relevan berdasarkan statistik dari chi-square, sehingga dengan seleksi tersebut dapat diketahui bahwa dari fitur yang sebelumnya berjumlah 5283 menjadi 450 fitur yang berdasar dari jumlah fitur yang dipilih menggunakan statistik chi-square yang paling relevan. Jadi dari jumlah fitur terbaik yang sudah di seleksi ini akan dijadikan sebagai sebuah *variabel dictionary* baru bernama *kbest_feature*.

Tabel 8. Pembobotan fitur terbaik

No	Kata	Nilai
1	tenang	8.260477
2	benar	4.673600
3	fakta	3.982057
4	laku	3.890570
5	culas	3.649301

Pada tabel 8. dapat dilihat bahwa pada pembobotan sebuah fitur terbaik, terlihat kata

“tenang” memiliki nilai bobot tertinggi, yang dimana hal ini menandakan bahwa kata ini memiliki pengaruh yang besar terhadap model klasifikasi yang akan digunakan dan beberapa kata-kata dapat menjadi membantu model secara signifikan dalam menentukan hasil prediksi model penelitian.

Penggunaan metode dari seleksi fitur dengan implementasi *chi-square* untuk memilih 450 fitur terbaik dari total 5283 fitur awal, akan memberikan dampak signifikan pada model yang akan dibangun, dengan menggunakan fitur yang paling relevan akan membantu dalam meningkatkan kinerja dan akurasi model [26].

3.4. Splitting Data

Pada proses pembagian data untuk pemodelan algoritma naïve bayes, data yang sudah diproses sebelumnya akan dibagi menjadi dua kelas yaitu data testing dan data training dengan pembagian nya yaitu 80 : 20, yang dimana 80% untuk data training dan 20% untuk testing. pembagian ini bertujuan untuk melatih model menggunakan data latih dan mengevaluasi kinerjanya dengan data uji, sehingga dari proses pembagian ini dapat membantu dalam menghindari *overfitting* dan memastikan bahwa model sudah berjalan dengan baik.

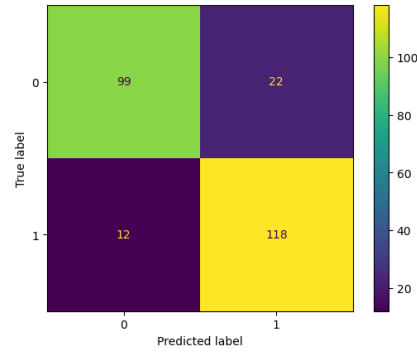
3.5. Klasifikasi Naïve Bayes

Pada tahap selanjutnya, data yang sudah dilakukan pembagian sebelumnya akan dilakukan proses klasifikasi, dimana dari serangkaian proses yang sudah dilakukan, klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma dari *naive bayes* dengan menggunakan modul dari *naive bayes* yaitu *bernoulliNB* yang merupakan salah satu varian dari algoritma *naive bayes* yang khusus dirancang untuk menangani data berupa fitur biner atau kategorial yang hanya memiliki dua nilai saja. Hasil yang didapatkan dari penerapan klasifikasi *naive bayes* dapat dilihat pada gambar 3 berikut.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
-1	0.89	0.82	0.85	121
1	0.84	0.91	0.87	130
accuracy			0.86	251
macro avg	0.87	0.86	0.86	251
weighted avg	0.87	0.86	0.86	251
Akurasi: 0.86				

Gambar 3. Hasil Klasifikasi Naïve bayes

Pada gambar 3 menunjukkan bahwa dari hasil klasifikasi yang sudah dilakukan dengan model *naive bayes* diketahui hasil akurasi yang didapatkan sebesar 86% sebelum digunakan metode hyperparameter dan ini menunjukkan hasil yang cukup baik pada penerapan modelnya,



Gambar 4. Confusion Matrix Naive bayes

Beberapa informasi yang dapat dilihat dari gambar 4 ditunjukkan bahwa pada tabel *confusion matrix* nya diketahui bahwa *True Negatif* (TN) : data negatif yang diprediksi tepat sebagai negatif adalah 99, *True Positif* (TP) : data positif yang diprediksi tepat sebagai positif adalah 120, *False negatif* (FN) : data positif yang salah diprediksi sebagai negatif adalah 10, dan *False Positive* (FP) : data negatif yang salah diprediksi sebagai positif adalah 22.

3.5. GridSearchCV

Ketika model klasifikasi *naive bayes* sudah dapat menghasilkan hasil akurasi, maka selanjutnya akan di gunakan *hyperparameter* yaitu *gridsearchcv*, sehingga hasil akurasi yang sebelumnya didapatkan akan meningkat seiring penggunaan dari *gridsearchcv* dengan kombinasi dari *stratified k-fold cross validation*. Dengan kombinasi kedua metode ini, dalam pengujiannya akan dicari sebuah konfigurasi parameter terbaik dan optimal dari model yang digunakan sebelumnya.

Tabel 9. Parameter yang dimasukkan dalam model

No	Tweet	Hasil preprocessing
1	<i>alpha</i>	[0.1]
2	<i>binarize</i>	[0.0]
3	<i>Fit_prior</i>	[true, false]

Dari parameter yang telah ditentukan pada tabel. 9. Maka pengujian dengan *stratified K-fold* akan dilakukan lipatan sebanyak 5 *fold* (lipatan) dan *gridsearch* akan mengidentifikasi kombinasi parameter yang memberikan hasil terbaik, setelah ditemukannya model terbaik dari pengujian tersebut maka dapat di evaluasi menggunakan *cross validation* untuk mendapatkan gambaran akurasi yang lebih stabil.


```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

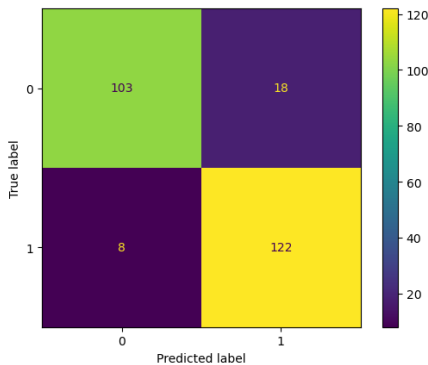
   -1         0.93         0.85         0.89         121
    1         0.87         0.94         0.90         130

 accuracy          0.90         0.90         0.90         251
 macro avg         0.90         0.89         0.90         251
 weighted avg     0.90         0.90         0.90         251

 Akurasi: 0.90
    
```

Gambar 5. Hasil klasifikasi Naïve bayes + GridSearchCv

Dari gambar 5 dapat dilihat hasil evaluasi model tersebut setelah digunakan optimasi parameter dari *gridsearchcv* dengan kombinasi *stratified k-fold* yang paling optimal, didapatkan hasil akurasi yang meningkat menjadi 90% dari akurasi sebelumnya yaitu 86%.



Gambar 6. Confusion Matrix GridSearchCv

dengan beberapa informasi yang dapat dilihat pada gambar 6. dari confusion matrix tersebut diketahui bahwa *True Negative* (TN) : data negatif yang diprediksi tepat sebagai negatif adalah 103 , *True Positive* (TP) : data positif yang diprediksi tepat sebagai positif adalah 122, *False negative* (FN) : data positif yang salah diprediksi sebagai negatif adalah 8, dan *False Positive* (FP) : data negatif yang salah diprediksi sebagai positif adalah 18.

3.5. Predict

Pada tahap ini, dari serangkaian proses yang sudah dilakukan, tahap ini merupakan tahap penting untuk melihat seberapa hebat sistem yang telah dibuat dalam mengklasifikasikan sentimen terkait dirty vote menggunakan data baru. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada gambar 6 & 7, Berikut;

```

KLASIFIKASI SENTIMEN NAIVE BAYES
Text Input : dirty vote ini konsepnya ga beres
Hasil Text Preprocessing : dirty vote ini konsepnya ga beres
Hasil prediksi : (Sentimen negatif)
    
```

Gambar 7. Hasil klasifikasi Sentimen Negatif

```

KLASIFIKASI SENTIMEN NAIVE BAYES
Text Input : Kelihatan kamu bangga dengan kemenangan curang.
Hasil Text Preprocessing : bangga kemenangan curang
Hasil prediksi : (Sentimen positif)
    
```

Gambar 8. Hasil klasifikasi Sentimen Positif

4. DISKUSI

Pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa hasil akhir yang didapatkan dari proses klasifikasi naive bayes menunjukkan peningkatan kinerja model yang signifikan dengan menggunakan kombinasi dari *GridSearchCV* dan *stratified k-fold*, bukan hanya itu saja penggunaan dari *feature selection* dengan metode *chi square* dapat lebih membantu model dalam mengidentifikasi fitur yang lebih relevan untuk proses model dalam klasifikasi sentimen, sehingga pada hasil penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 90% dari akurasi awal yang hanya mendapatkan akurasi sebesar 86%. Dari hasil ini dapat diketahui bahwa kombinasi yang digunakan pada penelitian ini mampu untuk memberikan peningkatan akurasi yang signifikan, terutama jika dapat diterapkan pada model algoritma yang lebih tinggi dan data yang lebih luas.

Pada penelitian Zakha Masat Eka Darmawan, dkk yang mengangkat judul penelitian mengenai

Tabel 10. Tabel Komparasi Penelitian

Aspek	Penelitian Penulis (2024)	Zakha Masat Eka Darmawan, dkk (2023)	K. Chong, N. Shah (2022)
Metode	Implementasi Optimasi GridSearchCV dengan kombinasi Stratified K-Fold menggunakan algoritma naive bayes	Implementasi optimasi hyperparameter Gridsearch pada sistem pendeteksi serangan jantung dengan algoritma SVM	Implementasi hyperparameter Gridsearch terhadap healthcare stock market dengan menggunakan perbandingan algoritma SVM dan naive bayes
Dataset	2500 Data tweet pengguna twitter tentang film "DirtyVote"	303 data yang berasal dari kaggle dengan judul "Heart Attack Analysis & Prediction Dataset"	20.000 Data yang dikumpulkan dari I3investor sebuah platform stok investment yang terkenal
Akurasi	Akurasi yang diperoleh sebesar 90% dari akurasi awal sebelum optimasi yaitu 86%	Akurasi yang diperoleh sebesar 86% dari akurasi awal sebelum optimasi yaitu 83%	Akurasi yang diperoleh dari naive bayes sebesar 67% dari akurasi awal sebelum optimasi yaitu 68% dan dari SVM diperoleh akurasi 81% dari akurasi awal yaitu 85%
Fitur Utama	Optimasi hyperparameter dengan kombinasi Gridsearch dan Stratified K-fold, dengan penerapan Feature selection dari Chi-Square untuk identifikasi fitur relevan, dan klasifikasi sentimen film "Dirty Vote"	Optimasi Hyperparameter menggunakan Gridsearch untuk mendeteksi serangan jantung dengan menggunakan algoritma SVM	Perbandingan performa algoritma SVM dan naive bayes, optimasi hyperparameter untuk prediksi pasar saham kesehatan, dan penggunaan opinion lexicon untuk mengidentifikasi kalimat positif dan negatif
Hasil Utama	Peningkatan akurasi sebesar 4% setelah dilakukan optimasi, membuktikan keefektifan kombinasi dari metode yang digunakan untuk klasifikasi sentimen	Peningkatan akurasi sebesar 3% setelah dilakukan optimasi, efektifitas dari penggunaan optimasi gridsearch untuk peningkatan kinerja deteksi serangan jantung	Peningkatan akurasi yang signifikan dari kedua algoritma setelah dilakukan optimasi, algoritma terbaik dalam peningkatan prediksi healthcare stock market

Implementasi Optimasi *Hyperparameter GridSearchCV* pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM' sebagai contoh pada penelitian ini dilakukan pengujian dari algoritma SVM untuk memprediksi serangan jantung dengan menggunakan optimasi hyperparameter *GridSearchCV* [13], diketahui bahwa hasil sebelum optimasi didapatkan akurasi sebesar 84%, dan ketika dilakukan pengujian dengan menggunakan optimasi, hasil yang diperoleh mengalami peningkatan menjadi 87% dari hasil akurasi sebelumnya [13]. Dari hal ini dapat disimpulkan dengan menggunakan pendekatan terhadap optimasi parameter dari *GridSearchCV* pada model yang dibuat akan memberikan peningkatan yang signifikan terhadap akurasi model, Jadi hasil yang diperoleh oleh Zakha Masat Eka Darmawan, dkk dan penelitian penulis yang menggunakan optimasi dari *GridSearchCV*, dimana dapat diketahui bahwa penggunaan optimasi ini dapat meningkatkan akurasi model secara signifikan.

Berdasarkan pada tabel 10 dapat dilihat dari penelitian pendahulu dan penelitian penulis terkait pada menggunakan optimasi hyperparameter dari *GridSearchCv* terdapat kesamaan dengan penelitian ini, perbedaan yang mendasar terletak pada bagaimana penulis menggunakan beberapa metode pendukung seperti *chi-square* pada *feature selection* untuk membantu model lebih fokus pada fitur yang relevan, perbedaan penggunaan algoritma, penggabungan kombinasi dengan *Stratified K-Fold*, dan bagaimana proporsi data yang digunakan dalam proses penelitian dilakukan sehingga perbedaan dari beberapa penelitian yang menjadi acuan peneliti dapat dilihat dengan jelas.

Secara keseluruhan dari hasil penelitian ini memberikan suatu gambaran tentang bagaimana penggunaan hyperparameter optimasi dari *GridSearchCv* dapat membantu sebuah model untuk bekerja lebih baik. Bukan hanya itu saja, pada kasus penelitian ini hasil analisa reaksi masyarakat terhadap film "Dirty Vote" dapat memberikan sebuah informasi penting yang bisa menambah wawasan masyarakat tentang bagaimana seluruh masyarakat bisa merespon berbagai isu-isu politik melalui media sosial.

Pada penelitian ini memberikan gambaran bahwa sebuah film dapat memberikan pengaruh terhadap pandangan masyarakat secara signifikan tentang sikap publik terhadap isu-isu yang diangkat. Namun terdapat beberapa keterbatasan yang ada pada penelitian ini, yaitu keterbatasan data yang diperoleh menggunakan metode scraping data yang kebanyakan datanya didominasi oleh kalimat yang bias atau ambigu sehingga dilakukan eliminasi data yang membuat data menjadi terbatas dan perolehan data yang hanya mencakup platform twitter sehingga jumlah data yang dikumpulkan tidak cukup untuk mewakili keseluruhan opini serta reaksi masyarakat selain dari platform twitter.

5. KESIMPULAN

Penelitian yang sudah dilakukan didapatkan beberapa hasil penting yang dapat disimpulkan sebagai berikut :

Hasil yang didapatkan diketahui bahwa masyarakat lebih dominan mendukung adanya film tersebut dengan presentase 54% memiliki *tweet* positif dan 45% negatif, sehingga dapat diketahui bahwa film tersebut berhasil memicu diskusi publik yang signifikan dengan memengaruhi persepsi masyarakat terhadap isu yang diangkat yang dimana hal ini dapat berpotensi untuk memperkuat kesadaran masyarakat dalam keterlibatan pada sistem demokrasi.

Evaluasi model *Naive bayes classifier* dalam mengklasifikasikan sentimen diketahui akurasi yang didapatkan yaitu 86%, dengan nilai presisi 84% dan *recall* 91%, jika dibandingkan dengan menggunakan optimasi kombinasi dari *GridSearch* dan *Stratified K-fold* dengan konfigurasi parameter untuk *alpha*: [0,1], *binarize*: [0.0], dan *fit prior*: [true, false] didapatkan akurasi sebesar 90% dengan nilai presisi 87% dan *recall* 94%. Model naive bayes dengan kombinasi hyperparameter dari *Stratified K-fold* dan *GridSearchCV* memberikan kemampuan yang lebih baik dalam peningkatan kualitas model untuk pengklasifikasian.

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini dapat dikatakan memiliki hasil yang lebih baik dengan adanya penambahan *feature selection* pada seleksi *chi-square* dalam proses *TF-IDF*, yang secara efektif membantu model dalam menghasilkan performa yang lebih baik, hal ini karena penggunaan dari *chi-square* mampu mengidentifikasi fitur-fitur yang paling relevan, sehingga mengurangi dimensi data untuk peningkatan efisiensi model, sehingga model akan lebih fokus pada fitur yang paling berpengaruh dalam klasifikasi sentimen.

Pada penelitian selanjutnya dari hasil kesimpulan yang sudah didapatkan dapat lebih dikembangkan dengan penambahan data yang lebih banyak, menguji coba dengan penggunaan algoritma yang lebih baik untuk melihat hasil terbaiknya, dan mengimplementasikan dalam sebuah dashboard untuk memudahkan interpretasi data yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Purba, M. Yahya, and Nurbaiti, "Revolusi Industri 4.0: Peran Teknologi Dalam Eksistensi Penguasaan Bisnis Dan Implementasinya," *J. Perilaku Dan Strateg. Bisnis*, vol. 9, no. 2, pp. 91–98, 2021.
- [2] S. M. Prasetyo, R. Gustiawan, Faarhat, and F. R. Albani, "Analisis Pertumbuhan Pengguna Internet Di Indonesia," *J. Bul. Ilm. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 2, no. 1, pp. 65–71, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biik>

- ma
- [3] R. Fajar, S. Program, P. Rekeyasa, N. Lunak, and R. Bengkalis, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," vol. 3, no. 1.
- [4] Elsa Annisa Batu Bara, Kartika Amelia Nasution, Rafika Zahara Ginting, and Kartini Kartini, "Penelitian tentang Twitter," *J. Edukasi Non Form.*, vol. 3, no. 2, pp. 167–172, 22AD.
- [5] S. Fransiska, "ANALISIS SENTIMEN TWITTER UNTUK REVIEW FILM MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER (NBC) PADA SENTIMEN R PROGRAMMING," *J. Siliwangi*, vol. 5, no. 2, 2019.
- [6] F. Aisopos, G. Papadakis, and T. Varvarigou, "Sentiment analysis of social media content using N-gram graphs," *MM'11 - Proc. 2011 ACM Multimed. Conf. Co-Located Work. - WSM'11 3rd ACM Soc. Media Work.*, no. December 2014, pp. 9–14, 2011, doi: 10.1145/2072609.2072614.
- [7] A. Nathaniella and I. Triadi, "Pengaruh Film Dokumenter 'Dirty Vote' pada Saat Masa Tenang Pemilihan Umum Tahun 2024 di Indonesia," *Indones. J. Law Justice*, vol. 1, no. 4, p. 11, 2024, doi: 10.47134/ijl.v1i4.2402.
- [8] F. Nurhuda, S. W. Sihwi, and A. Doewes, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon Presiden Indonesia 2014 berdasarkan Opini dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," vol. 2, no. 2, 2013.
- [9] Aria Mustofa Hidayat and Mohammad Syafrullah, "Algoritma Naive Bayes Dalam Analisis Sentimen Untuk Klasifikasi Pada Layanan Internet Pt.Xyz," 2017. [Online]. Available: www.twitter.com
- [10] W. Apt, "Introduction," *Demogr. Res. Monogr.*, pp. 1–13, 2014, doi: 10.1007/978-94-007-6964-9_1.
- [11] A. N. Dinar, A. Susilo, Y. Irawan, and Y. Umaidah, "ANALISIS SENTIMEN PADA PENGGUNA TWITTER TERHADAP PROGRAM KAMPUS MERDEKA MENGGUNAKAN NAIVE BAYES," 2023.
- [12] R. Rakarahayu Putri and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Terhadap Pelayanan Publik Pemerintah DKI Jakarta Dengan Algoritma Super Vector Machine Dan Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 2363–2371, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9472.
- [13] E. M. Z. Darmawan and A. Fauzan Dianta, "Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM," *Tekno. J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, pp. 8–15, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.26594/teknologi.v13i1.3098> Tersediaonline di www.journal.unipdu.ac.id Halamanjurnal di www.journal.unipdu.ac.id/index.php/teknologi
- [14] K. S. Chong and N. Shah, "Comparison of Naive Bayes and SVM Classification in Grid-Search Hyperparameter Tuned and Non-Hyperparameter Tuned Healthcare Stock Market Sentiment Analysis," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 12, pp. 90–94, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0131213.
- [15] A. Halim and Andri Safuwani, "Analisis Sentimen Opini Warganet Twitter Terhadap Tes Screening Genose Pendeteksi Virus Covid-19 Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Inform. Tekno. dan Sains*, vol. 5, no. 1, pp. 170–178, 2023, doi: 10.51401/jinteks.v5i1.2229.
- [16] A. Halim Anshor and A. Safuwani, "ANALISIS SENTIMEN OPINI WARGANET TWITTER TERHADAP TES SCREENING GENOSE PENDETEKSI VIRUS COVID-19 MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION," 2023.
- [17] R. Apriani and D. Gustian, "ANALISIS SENTIMEN DENGAN NAIVE BAYES TERHADAP KOMENTAR APLIKASI TOKOPEDIA," *J. Rekeyasa Tekno. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019, doi: 10.52005/rekeyasa.v6i1.86.
- [18] E. Y. Hidayat, R. W. Hardiansyah, and A. Affandy, "Analisis Sentimen Twitter untuk Menilai Opini Terhadap Perusahaan Publik Menggunakan Algoritma Deep Neural Network," *J. Nas. Tekno. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 108–118, Sep. 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i2.2021.108-118.
- [19] R. Wati, S. Ernawati, and H. Rachmi, "Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naive Bayes pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH," *J. Manaj. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 84–93, 2023, doi: 10.34010/jamika.v13i1.9424.
- [20] M. T. Razaq, D. Nurjanah, and H. Nurrahmi, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Naive Bayes Classifier dengan Fitur TF-IDF," *e-Proceeding Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 1698–1712, 2023, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view>

/19997

- [21] M. T. Razaq, D. Nurjannah, and H. Nurrahmi, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Fitur TF-IDF," *e-Proceeding Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 1698–1712, 2023.
- [22] A. Nisa, E. Darwiyanto, and I. Asror, "Analisis Sentimen Menggunakan Naive Bayes Classifier dengan Chi-Square FeatureSelection Terhadap Penyedia Layanan Telekomunikasi," *Univ. Telkom Bandung*, vol. 6, no. 2, p. 8650, 2019.
- [23] S. Nada Apsariny, Sediono, N. Chamidah, E. Ana, and A. Kurniawan, "Sentiment Analysis of User Reviews Based on Naive Bayes," vol. 7, no. 1, 2022.
- [24] S. Widodo, H. Brawijaya, and S. Samudi, "Stratified K-fold cross validation optimization on machine learning for prediction," *Sinkron*, vol. 7, no. 4, pp. 2407–2414, 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i4.11792.
- [25] R. Blanquero, E. Carrizosa, P. Ramírez-Cobo, and M. R. Sillero-Denamiel, "Constrained Naive Bayes with application to unbalanced data classification," *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, vol. 30, no. 4, pp. 1403–1425, 2022, doi: 10.1007/s10100-021-00782-1.
- [26] I. made B. Adnyana, "Penerapan Feature Selection untuk Prediksi Lama Studi Mahasiswa," *J. Sist. Dan Inform.*, vol. 13, pp. 72–76, 2019.